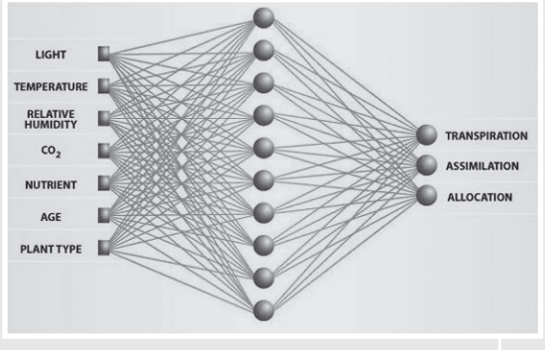
بررسی روش‌های شناسایی تخلفات مالی

An Investigation into the Methods of Detecting Financial Infraction



ریحانه ورجینی*
Reyhaneh Varjini
ایمان حاج ملاعلی کنی**
Iman Haj Molla Ali Kani

چکیده

به دلیل افزایش چشمگیر تخلفات مالی که هر ساله خسارت‌های مالی سنگین و جبران‌ناپذیری را به همراه دارد، هوش تجاری برای شناسایی تخلفات مالی در زمینه‌های مختلف اقتصادی، بانکی و سایر موارد مشابه، وارد عرصه شده و به خدمت گرفته می‌شود. هوش تجاری شاخه‌های مختلفی دارد که یکی از مهمترین شاخه‌های آن جلوگیری از تخلفات مالی است که خود به دو بخش شناسایی تخلف و پیشگیری تخلف تقسیم می‌شود. در این مقاله ابتدا به تکنیک‌های مورد استفاده برای شناسایی تخلفات مالی پرداخته می‌شود، سپس انواع مهم تخلفات مالی بررسی شده، در ادامه نیز اقدامات صورت گرفته برای شناسایی تخلفات مالی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. برای درک بهتر، دو نمونه از سیستم‌های موجود درخصوص شناسایی تخلفات مالی معرفی می‌گردد و در انتها زمینه‌های تحقیقاتی در آینده و نتایج به دست آمده از بررسی‌ها توضیح داده می‌شود.

کلیدواژه‌ها: شناسایی تخلفات مالی، الگوهای رفتاری، شبکه‌های عصبی، داده کاوی، هوش تجاری

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

شناسایی تخلف، شامل تحت‌نظر قرار دادن رفتار افراد مختلف، به‌منظور شناسایی و جلوگیری از رفتارهای مشکوک و نامتعارف است. رفتار نامتعارف یک واژه کلی شامل تخلف، تقلب، تعدی به حقوق دیگران و ایجاد خطاهای تعمدی در حساب‌های افراد و کلیه مواردی است که به نحوی در امور مالی افراد ایجاد اختلال می‌کند. کمیته رسیدگی به جرایم بانکداری الکترونیکی و رایانه‌ای، تخلف را استفاده، تصرف و بهره‌گیری غیرمجاز از منابع یک سازمان و اموال افراد به‌طور عامدانه، به‌منظور کسب ثروت می‌داند. تخلفات و کلاهبرداری‌های مورد بحث درزمینه‌های مختلف زندگی روزمره مانند استفاده از شبکه‌های ارتباطی، ارتباطات سیار و بانکداری الکترونیکی و تجارت الکترونیک ظهور پیدا می‌کند که متأسفانه با رشد توسعه تکنولوژی و پیشرفت شبکه‌های ارتباطی جهانی افزایش چشمگیری یافته، خسارت‌های فراوانی را سبب شده است. به همین دلیل کلاهبرداری به سبک جدید به یکی از پیامدهای مهم امروز تبدیل شده که لازم است مورد کاوش و مطالعه جدی‌تر قرار گیرد (Management and A.Seufert J, 2006).

۱ـ تکنیک‌های موجود

تکنیک‌هـای موجود در حالت کلی به دو گروه تکنیک‌های بلادرنگ و تکنیک‌های غیربلادرنگ تقسیم می‌شوند؛ دسته اول برای شناسـایی تخلفات بلادرنگ به کار برده می‌شود، بدیـن معنی که فرآیند شناسـایی تخلف در زمان پردازش تراکنش‌ها در یک سیسـتم بانکی انجـام می‌گیرد. در این گروه، تنوع روش‌های به‌کار گرفته شده چندان زیاد نیست زیرا فرآیند تشخیص درسـت و یا نادرست بودن تراکنش، قدری زمان‌بر اسـت، و زمـان انجام تراکنـش نیز محدود می‌باشد. به همین دلیل بعضی از مدل‌های شناسایی تخلف به علـت محدودیت‌های زمانی در این دسـته از تکنیک‌ها نمی‌توانندچنـدان مفیـد واقع شـوند. از ایـن رو این نوع روش‌ها در طبقه‌بندی تکنیک‌های بلادرنگ مورد اسـتفاده قرار می‌گیرند. تکنیک غیربلادرنگ اجازه می‌دهد سیستم، موارد تخلف را در میان تراکنش‌هایی که قبلاً مجاز شمرده شـده و کلاسه‌بندی شده‌اند، شناسـایی کند. برای ذخیره تراکنش‌هـای ورودی و هم‌چنیـن به‌منظـور ثبـت نتایج تراکنش‌ها به جهت اسـتفاده در آینـده، روش‌های آماری بـرای مدل‌هـای متناظر بـه کار برده می‌شـود. هم‌چنین برای اطلاع‌رسـانی به شرکت‌ها و مؤسسات مالی که ضامن کارت‌هـای اعتباری‌انـد در مـواردی که شناسـایی تخلف به‌وسـیله مدل بلادرنگ مشـخص شـده، از یک سیسـتم هشدار دهنده که به وسیله آن، پیامک و یا نامه الکترونیکی به نهاد مربوطه ارسال می‌شود استفاده می‌گردد. مدل‌های بـه کار گرفتـه شـده بـرای شناسـایی تخلف براسـاس تکنیک‌های بلادرنگ و غیربلادرنگ بسـیار متنوع است که در ادامه بـه بعضی از مهم‌ترین آن‌ها اشـاره خواهیم کرد. (A Survey of Outlier, 2002)

(Payback on Business Intelligence, 2002).

تکنیک‌های مورد اسـتفاده برای شناسـایی تخلفات مالی را می‌توان در چهارگروه شبکه‌های عصبی، سیستم‌های خبره، روش‌های داده‌کاوی و روش‌های ترکیبی طبقه‌بندی کرد که علاوه بر این‌ها می‌توان به شـبکه‌های بیزی، باور و روش‌های مبتنی بر رگرسیون خطی، آنالیز بردار وضعیت و ... نیز اشاره نمود.

در این میان نقش شـبکه‌های عصبی نسبت به سایر تکنیک‌ها پررنگ‌تر اسـت چرا که مدل‌های توسـعه یافته به‌وسـیله شـبکه‌های عصبی، فراوانی بیشـتری را به خود اختصاص داده‌اند. هم‌چنین شبکه‌های عصبی، انعطاف‌پذیری بیشـتری را برای تشـخیص انواع تخلفـات ارائه می‌دهند (Bernd Fieisleben and Bharat RaoEminAleskerov, 2008)

برای مثال مدل موجود، یک روش مبتنی بر خوشـه‌بندی داده، براسـاس پارامترهای ارزش است که درواقع از آن به همان مدل خوشه‌بندی یاد می‌شود. در این مدل پارامترهای معیار قانونی یا غیرقانونی بودن تراکنش، برای هر تراکنش ورودی به‌منظور خوشه‌بندی داده کنترل می‌شود. در زمان انجام فرآینـد، پارامترهای یک تراکنـش ورودی با نواحی خوشه‌بندی داده مقایسه می‌شوند. اگر پارامترهای تراکنش مـورد نظر به لحاظ قانونی عادی و معمولی به نظر برسـد، آن تراکنش به‌عنوان تراکنشـی قانونی شـناخته می‌شود. بـه همین ترتیب اگـر پارامترهای تراکنـش، از نوع تخلف تشخیص داده شود در این صورت تراکنش به‌عنوان تخلفی مالی شناخته می‌شود.

به‌منظـور تعییـن ایـن نواحـی خوشـه‌بندی، ابتدا بیشـترین فاصله یا تفاوت میان مقادیر یک صفت در داده آموزشی یافت می‌شود. این تفاوت یا فاصله به N سگمنت داخلی تقسیم می‌شـود وN لگاریتم دودویی تعداد مقادیر صفت‌ها می‌باشـد. البته N با روش‌های جستجوی دیگری نیـز می‌تواند یافت شـود. برای هر سـگمنت یافت شـده، محاسـبه مقـدار میانگین و انحراف از مقـدار صفت هدف انجام می‌شـود. بنابراین وجود N مرکـز و انحراف متناظر هر کدام، همه مقادیر صفات مورد نظر از داده‌های آموزشی را در برمی‌گیرند (می‌پوشـانند). ایـن اطلاعات به ازای هر صفت یک تراکنش در طول فرآیند آموزش به صورت مجزا برای تراکنش‌های قانونی و غیرقانونی جمع‌آوری می‌شـود. درواقع، در زمان خوشـه‌بندی، پارامترهای یک تراکنش با این نواحی که براسـاس فعالیت‌های ذکر شـده درخصوص آموزش بیان شـد، مقایسه می‌شـوند. اگر تراکنش یکی از انـواع تراکنش‌های قانونی شـناخته نشـد آن‌گاه تراکنش با نواحی خوشـه‌بندی داده بـرای تراکنش‌های غیرقانونی مقایسه می‌شود و اگر آن به‌عنوان یکی از انواع تراکنش‌های متخلف در خوشه شناخته شود، تراکنش به‌عنوان تراکنشی خلاف یا غیرقانونی شـناخته می‌شود. شایان ذکر است که مقایسه‌ها، برای هر پارامتر یک تراکنش، با نواحی یافت شده

خوشه‌بندی انجام می‌شود. اگر مقدار یک پارامتر تراکنش با همه نواحی همپوشـانی داشته باشد (انحراف مقدار پارامتر تراکنـش از مرکز یک ناحیه کمتر از مقدار انحراف متناظر آن باشـد) در این صورت این پارامتـر به‌عنوان یک پارامتر نمونه شـناخته می‌شود و به‌عنوان نتیجه خوشه‌بندی برای این پارامتر، مقدار عددی یک برگشت داده می‌شود. اما اگر مقدار پارامتر با هیچ‌کدام از نواحی متناظر خوشـه‌بندی‌ها همپوشـانی نداشته باشـد آن‌گاه آن پارامتر به‌عنوان نمونه شـناخته نمی‌شـود و برای نتیجه خوشـه‌بندی برای این پارامتـر مقدار عددی منفی یک برگشـت داده می‌شـود. نتیجه نهایی خوشه‌بندی برای تمام تراکنش، ترکیب خطی خوشه‌بندی نتایج برای هر پارامتر است

(Bernd Fieisleben and Bharat RaoEmin Aleskerov, 2008)

یک مدل دیگر کلاسـه‌بندی براساس حداقل تفاوت ما بین زمان جغرافیایی مکان‌هایی اسـت که تراکنش‌ها در آن‌جا اتفاق می‌افتد. یک تراکنش به‌عنوان یک تخلف مالی محسوب می‌شود، اگر تفاوت زمانی ما بین مکانی که آخرین تراکنش اتفاق افتاده و مکان قبلی‌ای که این تراکنش روی داده اسـت کمتر از حداقل تفـاوت ممکن یا حداقل تفاوت تعریف شده برای سیستم باشـد؛ به‌عنوان مثال اگر فاصله دو دسـتگاه خودپرداز کمتر از ۱۰۰۰ متر بوده و یک کارت اعتبـاری از هر دو دسـتگاه در فاصله کمتـر از ۱۰ دقیقه، مبلغ ۲۰۰,۰۰۰ تومان پول برداشـت کرده باشـد، این امر می‌تواند تراکنشـی مشـکوک و مصداق تخلف قلمداد شود (Survey of Fraud Detection, 2009).

اما کلید اصلی که امکان بهره‌گیری از تمام تکنیک‌های بالا را امکان‌پذیر می‌کند، استفاده از الگوهای رفتاری افراد است، شناسایی تخلفات براساس تحلیل داده‌های مربوط به هزینه‌های قبلی افراد در حال حاضر روشـی امیدوارکننده بـرای کاهش نـرخ تخلفات مالی به شـمار می‌آید. در این راسـتا معمولاً افراد مختلف دارای فایل شخصی‌سازی شده یا Profile هستند و مقدار اعتماد و یا تطابق تراکنش‌های مالـی آن‌ها بر اسـاس روش‌هایـی مانند Roc محاسـبه گردیـده، با فایل الگـوی رفتاری افراد ارزیابی می‌شـود و براساس این فرآیند، تراکنش به‌عنوان تراکنش متعارف و یا غیرمتعارف شـناخته می‌شود (Expert System,2003).

البته این بدان معنی نیست که همه تراکنش‌های نامتعارف غیرقانونی‌انـد و یا همه تراکنش‌های غیرقانونی با این روش شناخته می‌شـوند زیرا ممکن است که شـخص واقعاً یک خرید غیرمعمـول انجام دهد، خریدی که مثلاً ظرف مدت دو سـال پیش انجام نداده و از طرفی ممکن اسـت شماره کارت اعتباری دزدیده شده، در خریدی مورد استفاده قرار گیرد که با فایل اطلاعاتی مشـتری مطابقت داشـته باشد. امـا از آن‌جاکه رفتار معمولی یک سـارق حداکثر خرید در کمترین زمان ممکن است، بنابراین تراکنش‌های نامتعارف با احتمال نسبتاً بالایی قابل تشخیص خواهند بود.

شـبکه‌های بیزی نیز از جمله روش‌هایی هستند که برای فرآیند کلاسـه‌بندی تراکنش‌ها به کار برده می‌شوند زیرا با وجودِداشتن کارایی ساختار مفهومی ساده‌ای دارند. کلاسـه‌کننده بیزی سـاده یکی از انواع شـبکه‌های بیزی است که براساس استقلال شـرطی ویژگی‌های تراکنش‌ها عمـل می‌کند. تصمیم نهایی دربـاره کلاس یک تراکنش، بعد از تخمین احتمالاتی کلاس انجام می‌گیرد. پیش‌فرض استقلال شرطی صفات، تأثیر بزرگی بر کارایی شبکه بیزی کلاسـه‌کننده دارد کـه این مسـئله به تأثیـر قوی صفات مختلـف بر یکدیگـر برمی‌گردد، برای مثـال یک تراکنش متداول بر روی سـایر تراکنش‌هـا تأثیر دارد، از این رولازم اسـت که ساختار وابستگی شبکه مابین صفات به کار رفته تراکنش، پیش از هر چیز دیگری پیدا شود

(Mininng for Credit Card Fraud Detectionn, 2009)

(J.Schiefer, and A.M. Tjoa, T.M. Nguyenn, 2008)

ایده اصلی در این روش، بکارگیری صفاتی است که برابر مقادیر صفات واقعی یک تراکنش‌اند. اما برای این صفات تنها در نظر گرفتن دو مقدار عددی صفر و یک امکان‌پذیر است؛ در این روش یک صفت ورودی دارای مقدار عددی یک می‌باشد، زمانی که یک مقدار واقعی این پارامتر در داده‌های آموزشـی مشاهده شده باشد، در غیر این صورت دارای مقدار صفر است. بنابراین برای گرفتن مقدار ورودی یک صفت لازم اسـت که تمام مقدار واقعی صفت مورد نظر مشـاهده شده در داده‌های آموزشی را بدانیم. اما این مسئله به ذخیره تمام مقادیر مشاهده شده نیاز دارد که این امر چندان مطلوب نیست. برای حل این مشکل یک الگوریتم خوشه‌بندی پیشرفته به کار گرفته می‌شود (Mininng for Credit Card Fraud Detectionn2009).

در ایــن روش یک صفــت ورودی دارای مقدار یک اســت، زمانی که یک مقدار واقعی این پارامتر با تعدادی از نواحی خوشــه‌بندی داده برخورد کند، در غیر این صورت دارای مقدار صفر می‌باشد. که البته چنین روشی تنها برای کلاسه‌کننده بیزی ساده مناسب است.

تکنولوژی Roc نیز بــرای اطمینان از صحت انجام تراکنش و شناسایی تخلفات مالی به کار برده می‌شود. در این مدل یک شــبکه عصبی در ابتدا با داده‌های آموزشی (مصنوعی) آموزش داده می‌شــود، ســپس چنان‌چه یک تراکنش به وسیله شبکه عصبی آموزش داده شده با قابلیت اعتمــاد بالا پذیرفته نشــود، آن به عنــوان مصداق تخلف لحاظ می‌گردد. در این سیســتم هم داده‌های آموزشــی و هم داده‌های آزمایشی برای تبدیل به مقادیر اعتماد، پیش از قرار گرفتن در مدل شــبکه عصبی پردازش می‌شــوند. بعد از محاسبه مقدار اعتماد، ورودی شبکه عصبی در بازه (۰،۱) قــرار می‌گیرد. هم‌چنین تفاوت‌ها میان مشــتریان مختلف نگهداری می‌شــود که این مسئله برای بکارگیری مدل‌های کوچک‌تر جهت شناســایی همه هزینه‌ها بسیار مفید اســت. در مشخصات ورودی زمان، مکان (موقعیت)، نوع کالا، کد تجاری کالا و نوع داد و ســتد انجام شــده در مــورد کالا به مجموعه اعداد گسســته تعلق دارند و مقدار (مبلغ) تراکنش به مجموعه اعداد پیوســته متعلق است و NNM از دو روش مختلــف برای محاســبه مقدار اعتماد جهت کمیت‌های گسســته و پیوســته، که پیــش از این توضیح داده شد، استفاده می‌کند (J.Schiefer, and A.M. Tjoa, T.M. Nguyenn, 2008).

۲ـ اقدامات صورت گرفته

براســاس تکنیک‌های ذکر شده در قسمت قبل تقریباً از حدود سال ۱۹۹۰ اقدامات مهمی درخصوص ایجاد مدل‌ها و سیســتم‌های شناسایی تخلفات مالی انجام شد که در این قسمت به بیان پاره‌ای از این فعالیت‌ها می‌پردازیم.

در ســال ۱۹۹۲، Hansen et all، به‌منظــور پیش‌بینی تخلفات یک مدل واکنشــی کیفی را براســاس اصول حسابداری جهانی معرفی کرد. هم‌چنین درخصوص بکارگیری سیســتم‌های خبره و به‌منظــور افزایش کارایی حسابرســان و بازرسان مالی ایده‌ای را مطرح نمود. Choi وGreen یک مدل شبکه عصبی دسته‌بندی کننده تخلفات را معرفی کردند که بــرای کار، از داده‌های مالی و اطلاعات مالی درون ســازمان بهره می‌گرفت. در این راستا یک مدل دسته‌بندی براساس الگوی رفتاری ساخته شد و برای انجام آزمایش مورد استفاده قرار گرفت.

Cogger وFanning یک شــبکه عصبی مصنوعی را بــرای پیش‌بینی تخلفات مالی بــه کار بردند که هدف از آن، ســاخت یک برنامه پیشگویی کننده بود که در دسترس همگان قرار گیرد. مدل آن‌ها مدلی هشت متغیره با احتمال شناسایی بالا بود.

Abbet et al میزان اســتقلال کمیته‌های بازرســی را در تصمیم‌گیــری و فعالیت‌هایــی کــه باعــث کاهــش احتمالــی تخلفات مالی می‌شــود، بررســی و آزمایش کرد (Implementing Business. Nov, 2007).

از یک منظر کلی درخصوص اقدامات انجام شــده در ارتباط بــا جلوگیری از تخلفات می‌توان فهمید که بیشــتر تحقیقات و فعالیت‌های انجام شده در این خصوص براساس روش‌هــای داده‌کاوی و شــبکه‌های عصبی انجام شــده‌اند. Ghoshandو Reilly در سال ۱۹۹۴ یک روش شناسایی تخلفــات مالــی کارت‌های اعتباری را با یک شــبکه عصبی پیشــنهاد دادند. آن‌ها یک سیستم تشــخیص ساختند که بــا تعداد زیادی نمونه تراکنش‌های حســاب‌های کارت‌های اعتباری برچســب‌دار (از قبل مشخص شــده) آموزش داده می‌شد. تحقیقات ثابت کرد که به دلیل توانایی این سیستم در شناســایی الگوهای تخلف بر روی حساب‌های متصل به کارت، امکان دســتیابی به کاهشی ۲۰ الی ۴۰ درصدی در کل خســارات وارده به علت تخلفات مالی میســر است. این کاهش براساس بازنگری در رفتار نمونه‌های انتخابی بود.

Aleskerove و Freislebe در سال ۱۹۹۷، DBD را معرفــی کردند. در این طرح یک سیســتم داده‌کاو بانک اطلاعاتی برای شناسایی تخلفات مالی کارت‌های اعتباری به کار گرفته شد. سیستم مذکور شبکه عصبی را برای آموزش و یادگیــری داده‌های مربوط به هزینه‌های گذشــته و تولید مدل شبکه عصبی به کار می‌برد. در واقع مدل‌هایی براساس داده‌ها تولید می‌شــوند که در شبکه عصبی ذخیره می‌شوند (Using Bayesia Belief, 2008).

Samو Carl در ســال ۲۰۰۲ یک سیستم شناسایی

تخلفـات مالی کارت‌هـای اعتباری پیشـنهاد کردند که از تکنیک‌هـای شـبکه‌های عصبـی و بیزی بـرای یادگیری مدل‌های تخلفات تراکنش‌های کارت‌های اعتباری استفاده می‌نمود (Using Bayesia Belief, 2008).

۳ـ انواع تخلفات مالی

تخلفـات مالـی عمدتـاً بـه دو صورت مسـتقیم و غیرمسـتقیم صورت می‌پذیرد؛ در مورد اول، کارت فیزیکی گـم و یا دزدیده شـده، به وسـیله اشـخاص دیگری مورد اسـتفاده قرار می‌گیـرد. در مورد دوم، تنها شـماره کارت دزدیده می‌شـود و در خریدهای تلفنی و سـایر روش‌های خرید غیرمسـتقیم مانند خرید اینترنتی استفاده می‌گردد. مـورد اول اگر صاحب کارت فوراً متوجه گم شـدن کارت اعتباری نشـود تنها می‌تواند منجر به خسـارت مالی شود. در نوع دوم صاحـب کارت هیچ‌گونه اطلاعی درباره این‌که کارت خود را با فرد یا افرادی دیگر شـریک شـده ندارد و ممکن اسـت این مسـئله تا مدت‌ها به صورت مخفی باقی بمانـد. نوع دیگری از تخلفات غیرمسـتقیم نیز وجود دارد که در آن سـرویس‌ها و یـا خدمات اشـتراکی افراد مورد سـوء اسـتفاده قرار می‌گیرد، در این صـورت فرد زودتر از زمان معقول و یا موعد مقرر مجبور به شـارژ سرویس‌های خود می‌گردد؛ به‌عنوان مثال اسـتفاده از خدمات اینترنتی و ارتباطات راه دور و یا خریدهای اینترنتی غیرواقعی مانند خرید ده‌ها جفت کفش در یک روز که تنها از حساب افراد برداشته می‌شود و در حساب متخلفین اعمال می‌شود و یا پرداخـت هزینه ترابری و حمل کالا که به طریقی مشـابه عمل می‌کند. یعنـی از مکان‌هایی که فاصله مکانی زیادی دارند، کالاهایی خریداری می‌شوند که هزینه حمل‌ونقل در قالب شرکت‌های مجازی دریافت می‌شود.

۴ـ سیستم‌های موفق شناسایی تخلفات مالی

Card Watch، یک سیسـتم بانک اطلاعاتی داده کاو اسـت که در سـال ۲۰۰۲ به‌وسیله Sam and Carl معرفی شـد و برای شناسـایی تخلفات کارت‌های اعتباری به کار می‌رود. این سیسـتم که براسـاس یک ماژول قابل آموزش شـبکه عصبی کار می‌کند، دارای یک واسط برای ارتباط با انواع بانک‌های اطلاعاتی تجاری به صورت مستقیم بوده، نیازی به هیچ‌گونـه تغییر کد یا کداضافی ندارد. این سیسـتم یک واسـط کاربر گرافیکـی کاربرپسـند دارد و به‌راحتی قابل گسـترش و هماهنگی با سـایر تکنیک‌های هوشـمند برای شناسایی تخلفات کارت‌های اعتباری است. کارایی این سیسـتم بر روی چندین مجموعه داده ترکیبی آزمایش شده است. نتایج به دست آمده از ترکیب داده‌های کارت‌های اعتباری و شـبکه عصبی انجمنی ذکر شده، آمار بالایی را درخصوص شناسـایی تخلفات کارت‌های اعتباری نشان می‌دهد.

(Payback on Business Intelligence, 2002)
(Busiess Intelligence:Roglaski, 2008)،
(Discovery of Fraud Rules, 2007).

Sari، نوعـی معمـاری درخصـوص شناسـایی و جلوگیـری از تخلفات مالی به‌صورت بلادرنگ اسـت که از یک سیستم مبتنی بر رویداد استفاده می‌کند. معماری یاد شـده به همراه مؤلفه‌های لازم جهت شناسایی و جلوگیری از تخلفات مالی مورد اسـتفاده قرار می‌گیرد. شـایان ذکر اسـت که این مؤلفه‌هـا می‌تواننـد به راحتی بـا نیازهای تجاری در زمینه‌های تخصصـی و نیازهای کاربران تجاری تطبیق پیـدا کنند. سیسـتم SARI توابعـی را به‌منظور مانیتور کردن رفتار مشتریان فراهم می‌سازد، به‌گونه‌ای که می‌تواند فرآیندهای مشتریان را در بعد زمان، هدایت کردهو بهینه سازد

(Busiess Intelligence:Roglaski,2008)
(Discovery of Fraud Rules, 2007).

۵ـ فعالیت‌های آینده

درخصـوص انجـام فعالیت‌هـای مرتبـط به‌عنوان نمونه‌های تحقیقاتی مناسـب در آینده می‌توان گفت که با توجه به پیشـرفت‌های صورت گرفته در زمینه مخابرات و پیدایش اپراتور نوع سـوم و چهارم و شبکه‌های کامپیوتری پرسرعت، دور از ذهن نیست که بسیاری از خدماتی که در حـال حاضر به‌صورت خدمات فیزیکی ارائه می‌گردد از این پس بر روی بستر بی‌سیم نیز ارائه شود؛ مانند انواع خدمات بانکی و خدمات کارت‌های اعتباری و... پر واضح اسـت که موارد سـوء موجود در این زمینه‌ها نیـز، مانند آن‌چه ذکر شد، از این حوزه سر درمی‌آورند که در این صورت مباحث داده‌کاوی و ماننـد آن، که عمدتـاً در زمانی طولانی انجام

می‌شـوند مثل اکنون، گره‌گشـا نخواهند بود. بنابراین نگاه مجدد به مسـئله شناسایی تخلفات مالی در محیطی کاملاً بی‌سیم و با سـرعتی بالا به‌منظور داشـتن نتیجه مناسب می‌تواند زمینه تحقیقاتی مناسـبی باشد. هم‌چنین تلفیق سیسـتم‌های شناسـایی تخلف با سیسـتم‌های پیش‌بینی کننده به‌منظور سـاخت مدل‌هایی کـه خروجی آن‌ها یک برنامه کنترل پروژه و یا مدل تولید و پیشرفت و حتی مدل ایجاد یک ساختار است به جهت استفاده در زمینه‌هایی غیر از شناسایی تخلفات مانند سیستم‌های فروش، طرح رقابتی فروشـگاه‌های زنجیره‌ای و مدل توسعه سیستم‌های بانکی نیز می‌تواند بسـتری مناسـب برای تحقیقات آینده باشد. طراحی سیسـتم‌های شناسـایی تخلفات مالی که مسائل مربـوط به محلیت را بـه صورت پارامتریک پیاده سـازی کرده و براسـاس آن عملیات کلاسـه‌بندی، خوشه‌بندی و پیش‌بینی و... را انجام می‌دهد جزو مسائلی است که همواره نقاط ابهام زیـادی دارد و محققان هنوز بر روی آن به یک توافق نسبی نرسیده‌اند. خصیصه انتخاب پارامترهای معیار، یک مرحله مهم در تشـخیص تخلفات مالی است. در حال حاضـر هیچ توافق کلی بر روی خصیصه‌های داده که کدام گزینه به‌عنوان بهترین گزینه برای شناسـایی است، وجود نـدارد. هم‌چنین، نیاز بـه ترکیب داده‌هـای مالی با دیگر اطلاعات مانند داده‌های حسابرسی، فرآیندی اجتناب‌ناپذیر است که هنوز اقدامات لازم و جدی در این خصوص صورت نگرفته اسـت. بنابراین تحقیق در این زمینه از دیگر موارد قابل بحث و بررسی در آینده است.

تکنیک‌های آموزشی تحت نظارت به‌عنوان روش‌های چیره و غالب در زمینه شناسایی تخلفات مالی به کار گرفته می‌شوند، اما الگوریتم‌های مربوط به‌طور کامل به خصیصه‌ها و ویژگی‌هـای تخلفات جدید نمی‌پردازند. بنابراین بیشـتر حسابرسـی‌هایی که بر روی ترکیب مکانیسم‌های آموزشی تحـت نظارت و بدون نظارت تمرکز کرده‌اند ممکن اسـت مفید واقع نشـوند. اصلاح و بهبـود نقطه ضعفی که در این قسمت وجود دارد نیز می‌تواند قابل بررسی و تعمق باشد.

انتخاب الگوریتم‌های شناسایی برای شناسایی تخلفات مالی هنـوز به‌عنوان فرآیندی پرمخاطره قلمداد می‌شـود. تحقیقات آینده می‌تواند به ارائه و پیشـنهاد چارچوب‌ها و قالب‌هایی برای حل این مشکل بپردازد.

در تکنیک‌های فرادانشـی برای شناسـایی تخلفات کارت‌هـای اعتبـاری، یک کلاسـه‌کننده براسـاس مبانی هم‌بسـتگی پیش‌بینی، آموزش داده می‌شود. این به معنی تعریف معیارهـای انتخابی مؤثر بـرای تصمیم‌گیری بهتر کلاسـه‌کننده‌های مورد استفاده در آموزش است. چنان‌چه رایج اسـت بـه دلایل سـاده، همه آموزش‌دیـدگان برای شناسـایی تخلفات کارت‌های اعتبـاری توزیع‌های مطلوب یکسانی را به‌کار می‌برند.

پیاده‌سـازی و ارزیابـی یـک سیسـتم شناسـایی تخلف‌کارت‌های اعتباری با اسـتفاده از بانک‌ها یا اطلاعات بـزرگ و حجیـم بـا توزیع‌هـای کلاس چوله و بـا هزینه غیریکنواخت برای هر خطا می‌تواند جالب باشد.

نتیجه‌گیری

بررسـی و تحقیقات نشـان می‌دهد که اسـتفاده از روش شناسایی بر اساس تطبیق الگوی تراکنش و هزینه با الگوهای رفتاری و الگوهای هزینه‌ای در حال حاضر به‌عنوان بهترین روش، شناسایی تخلفات مالی را تا حد بسیار زیادی بهبود بخشیده است.

شناسایی براساس تطبیق یا عدم‌تطبیق با فایل سابقه رفتاری افراد به‌دلیل این‌که در بعضی موارد مدل‌های ریاضی و روش‌های آماری قابل اسـتفاده نیسـتند همواره به‌عنوان راه حلی کارا قابل استفاده است. شایان ذکر است که موفقیت شناسایی بر اسـاس تطبیق الگو از جهاتی مرهون استفاده از شـبکه‌های عصبی است چرا که تحقیقات نشان می‌دهد شـبکه‌های عصبی درخصوص ارائـه روش‌های جلوگیری و شناسـایی تخلفات مالی، کارایی بیشـتری نسبت به سایر مدل‌هـا و روش‌ها دارنـد، زیرا شـبکه‌های عصبی ماهیت ریاضی دارند، از این رو از پشـتوانه علمی محکم‌تری نسبت به سایر روش‌ها مثل استنتاج و قوانین پویا و... برخوردارند. ثانیاً شـبکه‌های عصبی نیاز چندانی به نگهداری اطلاعات سـابقه افراد چـه در بحث خریدهای انجام شـده و چه در بحـث اطلاعات فردی ندارند که این مسـئله امتیاز بزرگی محسـوب می‌شـود، زیرا نگهداری اطلاعات سابقه افراد آن هم در مقیاس زیاد هزینه زمانی و پیاده‌سـازی زیادی دارد که در نهایت با کاهش کارایی و عدم پاسـخگویی در زمان مناسـب همراه اسـت، از این حیث اسـتفاده از شبکه‌های

عصبی کمک بزرگی در این زمینه محسوب می‌شود.

* مدیر انفورماتیک صندوق ذخیره شهرداری تهران
* * کارشناس مسئول کنترل و برنامه‌ریزی عملکرد

منابع

■ Management, (2006), and A.Seufert J. Schiefer Controlling of Times – Sensitive Business Processes Inernational Conference on. Respond & With Sense Computational Intelligence for Modelling Control Automation.

■ A Survey of Outlier, (2002), and J. Austion Hodge, Artifical Intelligence, Detection Methodologies.

■ Payback on Business Intelligence, (2002), Badami, White Paper, RCG Information Technology.

■ Bernd Fieisleben and Bharat Rao Emin Aleskerov, A Neural Network Based Database Stern, (2008), Department of, Credit Card Fraud Detection Electrical Engineering and Computer Science, New York, Page 57–68, University of Siegen.

■ Techniques, (2009,3), Chang – Tienlu Yufeng Kou Sirirat Sinvongwattana) Survey of Fraud Detection Yo – Ping Huang Dept. of Computer Science Dept. and Computer Science of Virginnia Polytechnic Institute Pages 118–125.

■ Expert, (2003), Dr. Zohreh, Dr. Ghazanfari Kazemi, (Industry University & Science) Systems, Iran.

■ Neural Data, (2009), Gul–Yang Li Tao Guo, Mininng for Credit Card Fraud Detection College of Computer Science and Technology in (Sichuan Normal University, Chengdu), Page 61–68.

■ J.Schiefer, and A.M. Tjoa, T.M. Nguyenn, (2008), Response Service Architecture (Saresa): Sense Approach towards a Real – Time Business Itelligennce Solution and Its Use for a Fraud Detection Proceedings of the 8th ACM, Application International Workshop on Data Warehousing and New York, Page 77–86, OLAP.

■ Implementing Business, (Nov, 2007), Kurtyaka Intelligence Systems: An Organizational Learning, DM Review Magazine.

■ Using Bayesia Belief, (2008), L. Mukhanov in Proc. Of, Networks for Credit Card Fraud Detection the IASTED International Conference on Artificial (321–325), Intelligence and Applications Austria.

■ Insight: Business Intelligence, (2008) ,360, Roglaski, DM Review Magazine, The Intelligence Challenge.

■ U. Murad, E. Neumann, Y. ldan, and G. Pinkas S. Discovery of Fraud Rules for, (2007), Rosset, Telecommunications Challenges and Solutions Proceedings of Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data New York, (409–413), Mining.

■ Credit Card Fraud Detection, (2007), V. Fillippov Institute of Control Sciences Moscow, (System Russia).

■ Xiaodan Wu, Yunfeng Wang, Yue Li Dianmin Yue, A Review of Data Mining – Based Financial, (2009), Hebei University of Fraud Detection Research Technology Tianjin, China.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مدیریت هزینه‌ها در پردازش و دفع زباله در مجتمع پردازش و دفع آرادکوه (کهریزک)

Cost Management for the Processing and Disposing of the Garbage in Aradkouh Processing and Disposing Complex (Kahrizak)

نفیسه مرتضایی* Nafiseh Mortezaei

چکیده

با عنایت به پیام نوروزی مقام معظم رهبری، در ارتباط با حکمت نامگذاری سال‌ها، که سبب حرکت افکار و اندیشه‌ها و مباحث و گفتگوها در راستای عنوان برگزیده هر سال می‌گردد، در این مقاله نیز با توجه به نامگذاری سال کنونی با عنوان «جهاد اقتصادی» راهکارهای بهینه مدیریت پسماند و تأثیر آن بر چرخه اقتصاد کشور، بررسی شده است. در ابتدا به اهمیت بحث مدیریت صحیح پسماند با توجه به میزان زباله تولیدی و تفاوت نوع و کیفیت زباله‌های ایران با کشورهای دیگر پرداخته شده و در ادامه خطرات ناشی از دفع غیر بهداشتی پسماند و در نتیجه شیوع بیماری‌ها مورد بررسی قرار گرفته است.

در ادامه ضمن معرفی فاکتورهای مؤثر در طراحی مجتمع پردازش و دفع آرادکوه، شرح مختصری از روند بازیابی پسماند ترو خشک و فرآورده‌های ناشی از پردازش زباله نیز ارائه شده است.

در انتها نیز برآورد تقریبی هزینه‌ها در مدیریت صحیح پسماند، نمونه‌هایی از بازیافت پسماند و تولید انرژی، برنامه‌های سازمان مدیریت پسماند در کاهش زباله تولید شده در شهر تهران و راهکارهای کاهش دفن پسماند و راهکارهای کاهش هزینه‌ها در مدیریت پسماند، بیان گردیده است.

طبق مطالب ارائه شـــده در این مقاله، می‌توان تنها هدف اصلی و اساسی سازمان مدیریت پسماند را حفظ بهداشـــت محیط‌زیست و سلامت‌وبهداشت عمومی دانســـت و به‌طور کلی تمام اقدامات در جهت جلوگیری از آلودگی سه عنصر اصلی یعنی آب، خاک و هوا می‌باشد.

کلیدواژه‌ها:زباله، پسماند، شیرابه، بیوگاز، کمپوست، FDR، هاضم

مقدمه

در جهان امروز، زباله آلاینده‌ای زیست‌محیطی شناخته شده که اگر در مورد آن به چاره‌اندیشی ننشینیم و از بار آلودگی‌ها و پسماندها نکاهیم، تندرستی، سلامت و بهداشت همگانی ما با ناهنجاری‌های فراوانی روبه‌رو خواهد شد. در این میان محل دفن زباله، نقش مهمی را در شبکه دفع زباله ایفا کرده و جزئی از استراتژی جدید مدیریت جامع مواد زائد جامد، محسوب می‌شود (H.Christensen,Thomas, et al, 1996).